**混合自主環境(Mixed Autonomy Environment)**

“混合自主環境”是泛指一種動態場景，在此場景下，自主移動系統如自駕車(Autonomous Vehicles, AV)或自主移動式機器人(Autonomous Mobile Robots, AMR)需在周遭存在無法預測意圖的移動物體之情況下，實現安全且有效率的運動規劃與行為決策。例如，自駕車需在周遭充斥未知車輛的道路上保持安全行駛。顯而易見的，在此種環境裡進行動態避障對任何自主移動系統都會是一大挑戰。我們可以將這種未知對方意圖下的動態避障分為兩個類別: 同質互動、異質互動。

同質互動的情況下，環境中僅存在相似之自主移動系統，例如全部都是自駕車的場景或是超多機器人的大型協作。在此種情況下，並沒有塔台或是中控系統發號施令給所有機器人，所以無法得知對方物體的精確意圖。但是這些自主移動系統可以透過採用相同準則的運動規劃，來達到互相避讓、避免碰撞。換句話說，機器人間的動態避障仍然可以透過彼此協作來達成。學術上有許多文獻探討這個”相同準則的運動規劃”，主要的策略有SFM、RVO等。

異質互動指的則是環境中移動的物體間彼此存在巨大著差異，例如人機混流或是人車混流的情況。對機器人來說，人類是無法採用相同準則的，因此在此種情況下，周遭移動物體的意圖完全是未知數。若要處理異質互動，自主移動系統首先預測對方行為，並透過預測結果採取相應行動閃避移動的障礙物。綜上所述，面對未知意圖的混流環境，避障演算法應該具備兩項核心能力: 預測物體的方法與閃避障礙物的行動策略。

**預測動態障礙物體之方法:**

準確預測動態車輛或行人的軌跡，將顯著提升AV和AMR在混流環境下的安全性，因此一直是相關領域的發展重點。學者們提出了多種技術與模型，這些方法大致可分為基於物理模型的預測方法與基於機器學習的預測方法。

基於物理模型的預測方法假設移動物體遵循某種物理規律，根據其當前的運動狀態來推算未來的軌跡。屬於此類的方法有採用常加速度模型的卡爾曼濾波器、透過計算分布概率處理不確定性的蒙地卡羅法，以及善於模擬行人間交互作用的社會力模型。相較於物理模型，機器學習方法則利用數據驅動的方式，提供更高的預測精度與適應性。例如，高斯過程能夠通過有限數據建立回歸模型，支持向量機則善於行人或車輛行為的分類與軌跡回歸。